

# Analisis Sentimen Berbasis Aspek dengan *Deep Learning* Ditinjau dari Sudut Pandang Filsafat Ilmu

NURYANI<sup>1</sup>, DIMITRI MAHAYANA<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Sekolah Teknik Elektro dan Informatika  
Institut Teknologi Bandung  
Bandung, Indonesia  
Email : nury005@lipi.go.id

## ABSTRAK

*Pesatnya pertumbuhan internet dan semakin populernya aplikasi media sosial memungkinkan orang untuk mengekspresikan opini dan pengalaman tentang sesuatu kepada public secara terbuka. Hal tersebut dapat dimanfaatkan dan dianalisis untuk mengeksplorasi customer behaviour (perilaku pengguna), memprediksi kebutuhan pengguna dan memahami opininya. Analisis sentimen berbasis aspek (aspect-based sentiment analysis) membuat analisis dan investigasi untuk mengidentifikasi polaritas sentimen pada aspek spesifik secara tepat. Deep learning untuk analisis sentimen berbasis aspek saat ini telah menunjukkan kinerja yang cukup menjanjikan karena efisiensinya dalam ekstraksi fitur otomatis dan kemampuannya untuk menangkap fitur sintaksis dan semantik teks tanpa perlu rekayasa fitur tingkat tinggi. Menurut Thomas Kuhn, ilmu pengetahuan tidak bersifat kumulatif, tetapi revolusioner dan berkembang secara historis. Ilmu pengetahuan tidak terlepas dari paradigma. Tulisan ini bertujuan untuk memberikan ulasan tentang penggunaan deep learning untuk analisis sentimen berbasis aspek dan tinjauannya menurut pandangan filsafat ilmu.*

**Kata kunci:** analisis sentimen, analisis sentimen berbasis aspek, ekstraksi aspek, polaritas sentimen, deep learning.

## ABSTRACT

*The rapid growth of the internet and social media application make possibility for people to express their opinion and experinces about something publicly. It can be utilized and analysed to explore the user behaviour, predict their demand and understand their opinion. Aspect-based sentiment analysis makes an analysis and investigation identify sentiment polarity on specific aspects precisely. Currently, deep learning for aspect-based sentiment analysis has shown a promising performance due to their efficiency of automatic feature extraction and their ability to capture both syntactic and semantic features of text without requirements for high-level feature engineering. According to Thomas Kuhn, the development of science is not cummulative but revolusionary and has a historical story. Science can not be separated from paradigm. The aim of this paper is for describing the*

*used of deep learning for aspect-based sentiment analysis and its review from the philosophy of science.*

**Keywords:** *sentiment analysis, aspect-based sentiment analysis, aspect extraction, sentiment polarity, deep learning.*

## 1. PENDAHULUAN

Pesatnya pertumbuhan internet dan semakin populernya penggunaan aplikasi media sosial memungkinkan orang untuk mengekspresikan opini dan pengalaman tentang sesuatu kepada publik secara terbuka. Hal tersebut dapat digunakan untuk mengeksplorasi *customer behaviour* (perilaku pengguna) terhadap sebuah topik tertentu (Pang & Lee, 2008), memprediksi kebutuhan pengguna (Yang, dkk, 2019) dan memahami opini publik serta konsumen tentang sebuah peristiwa sosial, gerakan politik, strategi perusahaan, kampanye pemasaran, preferensi produk, dan pemantauan reputasi (Ravi & Ravi, 2015). Opini dan pendapat orang lain bagi kebanyakan orang telah menjadi salah satu bagian penting dalam proses pengambilan keputusan (Pang & Lee, 2008). Dengan menganalisis opini publik dapat membantu manajer, pejabat, pemegang kebijakan dan pembuat keputusan untuk dapat meningkatkan kualitas produk atau layanannya, memprediksi permintaan dan selera pelanggan, mengukur kepuasan pelanggan, mengukur dampak kebijakan, dll. Hal tersebut telah mendorong penelitian yang ekstensif pada *opinion mining* (penambangan opini) atau *sentiment analysis* (analisis sentimen). Analisis sentimen atau disebut juga dengan penambangan opini saat ini merupakan salah satu obyek penelitian yang paling aktif dalam bidang Pemrosesan Bahasa Alami (*Natural Language Processing/NLP*). Sentimen analisis adalah pekerjaan komputasi untuk mengidentifikasi dan mengekstraksi opini, sentimen, dan subjektivitas pengguna dalam teks yang biasanya diungkapkan melalui blog, jejaring sosial, forum diskusi, situs web *e-commerce* (Pang & Lee, 2008) (Rana & Cheah, 2016) (Ravi & Ravi, 2015).

Sebagian besar penelitian tentang analisis sentimen menitikberatkan kajiannya pada identifikasi sentimen secara keseluruhan yang terkait dengan keseluruhan entitas atau topik dalam kalimat atau dokumen, yang disebut sebagai analisis sentimen pada level kalimat (*sentence-level sentiment analysis*) atau analisis sentimen pada level dokumen (*document-level sentiment analysis*). Sehingga jika ingin menentukan sentimen yang spesifik untuk target atau aspek tertentu, analisis sentimen umum tidak dapat memenuhi kebutuhan tersebut. Sebagai contoh dalam ulasan restoran berikut ini "*Food is decent but the service is so bad.*" berisi sentiment positif untuk aspek "*food*" dan sentiment negatif untuk aspek "*service*" (Wang & Liu, 2015). Mengklasifikasikan keseluruhan sentimen menjadi negatif akan mengabaikan fakta bahwa "*food*" memiliki sentimen positif dan begitu juga sebaliknya, mengklasifikasikan keseluruhan sentiment menjadi positif akan mengabaikan fakta bahwa "*service*" mempunyai sentimen negatif. Oleh karena itu, analisis sentimen berbasis aspek (*aspect-based sentiment analysis*) diusulkan untuk mengatasi masalah ini.

Analisis sentimen berbasis aspek adalah analisis sentimen pada tingkat entitas atau aspek, yang membuat analisis dan investigasi untuk mengidentifikasi entitas dan aspek yang terkait, dan kemudian mengklasifikasikan polaritas sentimen yang terkait dengan entitas dan aspek tersebut (Dohaiha, dkk, 2019). Dalam contoh pada paragraf sebelumnya, "*food*" dan "*service*" mewakili aspek-aspek pada ulasan restoran. Contoh lain adalah laptop terdiri dari CPU, *memory*, *monitor* dan *keyboard* yang masing-masing mewakili suatu aspek. Selain itu harga, desain dan berat juga merupakan aspek pada laptop.

Penggunaan *deep learning* di bidang Pemrosesan Bahasa Alami dapat memberikan kinerja yang lebih baik dengan model yang mungkin membutuhkan lebih banyak data tetapi tidak banyak memerlukan keahlian linguistik untuk proses melatih (*training*) dan mengoperasikan (Jangid, 2018). Metode *non deep learning* seperti pendekatan berbasis aturan (*rule-based approach*), *machine learning models* (*SVM*, *Naive Bayes classifier*) telah menunjukkan hasil yang baik dalam analisis sentimen dan saat ini model *deep learning* meskipun masih pada

tahap awal tetapi juga menunjukkan kinerja yang cukup menjanjikan (Wang & Liu, 2015) (Dohaiha, dkk, 2019) (Kim, 2014) (Liu, 2012). *Deep leaning* untuk *aspect-based sentiment analysis* menunjukkan kinerja yang cukup menjanjikan karena efisiensi ekstraksi fitur secara otomatis dan kemampuannya dalam menangkap fitur sintaksis dan semantik teks tanpa perlu rekayasa fitur tingkat tinggi (Yang, dkk, 2019) (Dohaiha, dkk, 2019). Pendekatan awal *deep learning* untuk analisis sentimen berbasis aspek adalah untuk menganalisa fitur linguistik, hubungan tata bahasa (*grammatical relation*), *machine learning classifier* dan pemodelan topik untuk mengidentifikasi aspek dan polaritas.

Menurut Thomas Kuhn, ilmu pengetahuan tidak bersifat kumulatif tetapi revolusioner dan berkembang secara historis. Ilmu pengetahuan juga tidak terlepas dari "paradigma" dimana paradigma ini dapat terus berkembang dan dipertentangkan sampai akhirnya bisa melahirkan paradigma baru jika paradigma lama tidak cukup untung menampung pandangan terhadap ilmu pengetahuan yang dianggap terlalu revolusioner (Mahayana, 2018) (Kuhn, 1962).

Tujuan dari tulisan ini adalah untuk memberikan gambaran dan informasi mengenai hal-hal yang berkaitan dengan penggunaan *deep learning* untuk analisis sentimen berbasis aspek dan juga ulasannya ditinjau dari sudut pandang filsafat ilmu, khususnya menurut pandangan Thomas Kuhn.

Tulisan ini disusun dengan urutan sebagai berikut: setelah Pendahuluan, definisi dan penjelasan tentang analisis sentimen berbasis aspek dibahas di Bab II. Penelitian terkait tentang *deep learning* untuk analisis sentimen berbasis aspek disajikan pada Bab III dilanjutkan dengan perbandingan, pembahasan serta peluang penelitiannya disajikan pada Bab IV. Dan terakhir ditutup dengan Bab Kesimpulan.

## 2. LANDASAN TEORI

### 2.1. Analisis Sentimen Berbasis Aspek

#### a. Klasifikasi Sentimen Analisis

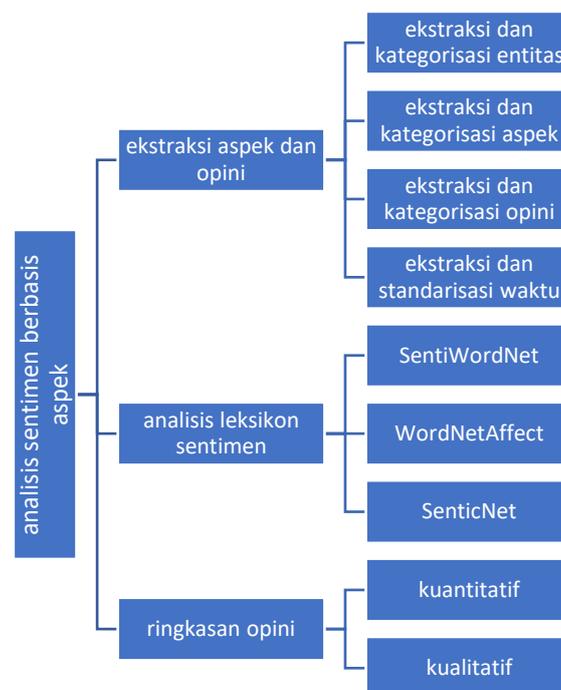
Analisis sentimen dapat dibagi menjadi tiga level klasifikasi berdasarkan sasarannya yaitu, analisis sentimen level dokumen (*document-level sentiment analysis*), analisis sentimen level kalimat (*sentence-level sentiment analysis*) dan analisis sentimen level aspek atau entitas (*entity and aspect-level sentiment analysis*) (Liu, 2012). Analisis sentimen level dokumen melakukan klasifikasi keseluruhan dokumen opini ke dalam sentimen positif atau negatif sedangkan analisis sentimen level kalimat merujuk kepada kalimat dan menentukan masing-masing kalimat mengekspresikan sentimen positif, negatif atau netral (netral artinya tidak mempunyai opini). Analisis sentimen level kalimat disebut juga klasifikasi subyektifitas (*subjectivity classification*) yang membedakan kalimat dengan informasi faktual dengan kalimat yang mengekspresikan pandangan atau opini subyektif. Analisis sentimen level entitas atau aspek disebut juga dengan analisis sentimen berbasis fitur (*feature-based opinion mining*) melakukan analisis sentimen dengan lebih spesifik terhadap target opininya.

Analisis sentimen berbasis aspek (*aspect-based sentiment analysis*) ditujukan untuk menentukan polaritas sentimen (misalnya positif, negatif atau netral) dari sebuah kalimat atau teks yang diekspresikan untuk sebuah target yang merupakan aspek dari suatu entitas tertentu (Yang, dkk, 2019). Sistem sentimen analisis berbasis aspek menerima masukan berupa serangkaian teks yang membahas entitas tertentu, kemudian berupaya mendeteksi aspek atau fitur utama entitas dan memperkirakan sentimen rata-rata teks per aspek (Pavlopoulos, 2014).

Entitas dalam analisis sentimen berbasis aspek adalah obyek yang dapat berupa produk, layanan, topic, isu, orang, organisasi atau even sedangkan aspek adalah bagian atau atribut dari entitas (Liu, 2012). Untuk memahami istilah-istilah dalam analisis sentimen berbasis aspek diberikan contoh ulasan dengan domain laptop berikut ini: *"I bought an iPhone a few days ago. It was a nice phone. The touch screen was really cool"*. Dalam ulasan tersebut, *"iPhone"* adalah entitas dan *"touch screen"* adalah atribut atau aspek dari entitas tersebut. Sedangkan *"nice"* adalah kata opini untuk target entitas *"iPhone"* dan *"really cool"* adalah kata opini untuk aspek *"touch screen"* (Rana & Cheah, 2016).

b. *Sub-task* pada Analisis Sentimen Berbasis Aspek

Sentimen analisis berbasis aspek biasanya meliputi beberapa *sub-task* termasuk mengidentifikasi entitas dan aspek serta menentukan polaritas sentimen yang sesuai (Dohaiha, dkk, 2019). Rana dan Cheah, 2016 membagi ABSA menjadi tiga *task*, yaitu ekstraksi aspek dan opini (*aspect and opinion extraction*), analisis leksikon sentimen (*sentiment lexicon analysis*) dan ringkasan opini (*opinion summarization*). Tiga *sub-task* dari analisis sentimen berbasis aspek menurut Rana dan Cheah ditunjukkan pada Gambar 1.



**Gambar 1. Sub-tasks dari analisis sentimen berbasis aspek. Diadaptasi dari (Rana & Cheah, 2016)**

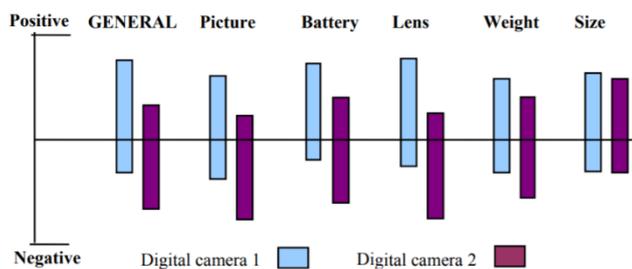
*Sub-task* ekstraksi aspek dan opini (*aspect and opinion extraction*) pada analisis sentimen berbasis aspek berkaitan dengan ekstraksi entitas, aspek dan kata-kata opini beserta kategorisasinya serta ekstraksi waktu beserta standarisasinya. Waktu yang dimaksud dalam *sub-task* ini adalah waktu saat opini diberikan (Liu, 2012). Dalam *task* ekstraksi aspek dan opini ini, semua aspek akan diekstraksi dan kemudian aspek-aspek yang sejenis akan dikelompokkan. Analisis leksikon sentimen (*sentiment lexicon analysis*) digunakan untuk menemukan polaritas sentimen kata yang diekstraksi dalam tugas pertama. Contoh leksikon publik untuk analisis leksikon sentimen adalah SentiWordNet, SenticNet, dan WorNet-Affect.

Ringkasan opini (*opinion summarization*) dirancang untuk membuat ringkasan aspek dan polaritas dari kata-kata sentimen yang diekstraksi untuk disajikan ke pengguna dengan cara efektif. Ringkasan opini dapat disajikan dalam bentuk ringkasan terstruktur atau dalam bentuk kuantitatif yang menyatakan jumlah atau persentase opini (berapa banyak orang yang mempunyai opini negatif atau positif) terhadap entitas atau aspek (Liu, 2012). Contoh visualisasi ringkasan opini kamera digital diberikan di Gambar 2 dan Gambar 3.

*Digital Camera 1:*

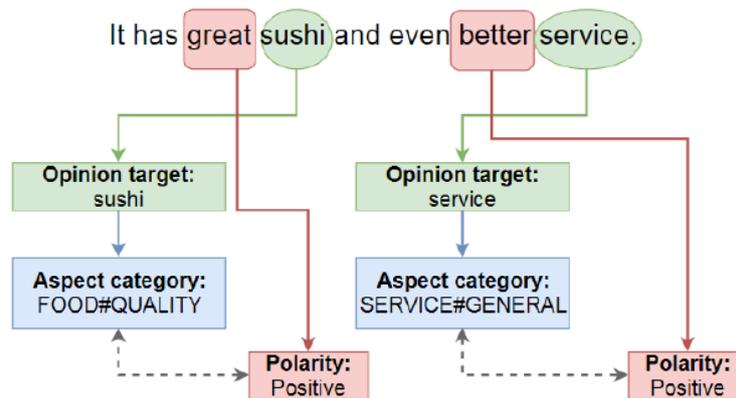
Aspect: <b>GENERAL</b>		
Positive:	105	<Individual review sentences>
Negative:	12	<Individual review sentences>
Aspect: <b>Picture quality</b>		
Positive:	95	<Individual review sentences>
Negative:	10	<Individual review sentences>
Aspect: <b>Battery life</b>		
Positive:	50	<Individual review sentences>
Negative:	9	<Individual review sentences>
...		

**Gambar 2. Contoh visualisasi ringkasan opini untuk kamera digital dengan bentuk ringkasan terstruktur (structured summary) (Liu, 2012)**



**Gambar 3. Contoh visualisasi ringkasan opini pada ulasan kamera digital secara kuantitatif (Liu, 2012)**

Sementara itu, Wang dan Liu, serta Pontiki, dkk membagi *sub-task* utama dalam analisis sentimen berbasis aspek meliputi ekstraksi target opini (*opinion target extraction/OTE*), deteksi kategori aspek (*aspect category detection/ACD*) dan polaritas sentimen (*sentiment polarity/SP*) (Wang & Liu, 2015) (Dohaiha, dkk, 2019) (Pontiki, dkk, 2015) (Brownlee, 2017). *Task* ekstraksi target opini (OTE) bertujuan untuk mengekstraksi aspek atau ekspresi linguistik atau kata aktual (Liu, 2012) yang digunakan di dalam teks yang diberikan, yang merujuk ke pasangan entitas dan atribut. *Task* deteksi kategori aspek (ACD) bertujuan untuk mengidentifikasi setiap pasangan entitas dan atribut yang berhubungan dengan opini yang diungkapkan dalam teks yang diberikan. Selanjutnya, *task* polaritas sentimen (SP) bertujuan untuk mengklasifikasikan polaritas sentimen aspek ke dalam sentimen positif atau negatif (atau dalam beberapa publikasi diklasifikasikan ke dalam sentimen positif, negatif atau netral). Penjelasan tiga *sub-task* pada analisis sentimen berbasis aspek dalam contoh kalimat ditunjukkan pada Gambar 4.



**Gambar 4. Tiga sub-task pada analisis sentimen berbasis aspek dalam contoh kalimat (Dohaiha, dkk, 2019)**

Pada Gambar 4, diberikan teks ulasan restoran : "It has great sushi and even better service". Pada *sub-task* ekstraksi target opini (OTE), dirancang untuk mengekstrak target opini (juga disebut sebagai aspek) dari kalimat, yang dalam contoh ini adalah "sushi" atau "service". Pada *sub-task* kedua, deteksi kategori aspek (ACD) digunakan untuk mengidentifikasi entitas, dalam contoh adalah aspek "sushi" sebagai "food" dengan atribut "quality" menghasilkan entitas "FOOD#QUALITY", sedangkan aspek lain yaitu "service" sebagai "service" dan atributnya adalah "general" menghasilkan entitas "SERVICE#GENERAL". *Sub-task* polaritas sentimen (SP) mengidentifikasi sentimen dari aspek target, dalam contoh kategori "sushi" dikombinasikan dengan "great" memiliki polaritas "positive" sedangkan untuk kategori "service" dikombinasikan dengan "better" juga memiliki polaritas "positive".

#### c. Aspek Eksplisit dan Aspek Implisit

Berdasarkan penyebutan aspek dalam kalimat, aspek pada analisis sentimen berbasis aspek dibagi menjadi 2 jenis yaitu aspek eksplisit dan implisit. Aspek eksplisit adalah aspek yang secara eksplisit disebutkan di dalam kalimat sedangkan aspek implisit adalah aspek yang tersirat atau tidak disebutkan secara langsung dalam kalimat. Contoh aspek eksplisit pada ulasan berikut ini: "It's light weight enough to take with you everywhere, but powerful enough to get outstanding pix.". Aspek "weight" secara eksplisit disebutkan dalam kalimat. Sementara contoh aspek implisit dalam ulasan berikut: "It is light enough to carry all day without bother", aspek "weight" tidak secara eksplisit dinyatakan dalam kalimat.

#### d. Pengukuran Evaluasi Analisis Sentimen Berbasis Aspek

Parameter untuk mengukur kinerja analisis sentimen berbasis aspek diantaranya: *Precision* (P), *Recall* (R), *F-score* (F1), dan *Accuracy* (Acc) (Dohaiha, dkk, 2019) (Pavlopoulos, 2014). *Precision* (P) mengukur persentase label yang diidentifikasi dengan benar oleh sistem sedangkan *Recall* (R) mengukur persentase label (benar maupun salah) yang dihasilkan oleh sistem. F-score (F1) merepresentasikan nilai rata-rata harmonik dari *Precision* dan *Recall*. *Accuracy* (Acc) mengukur jumlah aspek benar yang berhasil diklasifikasikan dibagi total jumlah aspek (Pavlopoulos, 2014). Formula untuk *Precision*, *Recall*, *F-score*, dan *Accuracy* didefinisikan di dalam (1), (2), (3), and (4).

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$F1 = \frac{2PR}{P+R} \quad (3)$$

$$Acc = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

Dimana TP (*true positive*) label benar yang diidentifikasi oleh sistem maupun oleh penganotasi manual (*human annotator*) dan TN (*true negative*) adalah non label (label salah). FP (*false positive*) adalah label yang dihasilkan oleh sistem tetapi tidak oleh *human annotator* dan FN (*false negative*) adalah label yang ditetapkan oleh *human annotator* tetapi tidak terdeteksi oleh sistem.

## 2.2. Perkembangan Ilmu Pengetahuan Menurut Thomas Kuhn

Menurut Thomas Kuhn, ilmu pengetahuan tidak bersifat kumulatif, tetapi bersifat revolusioner dan berkembang secara historis. Ilmu pengetahuan juga tidak terlepas dari "paradigma" dimana paradigma ini dapat terus berkembang dan dipertentangkan sampai akhirnya bisa melahirkan paradigma baru jika paradigma lama tidak cukup untung menampung pandangan terhadap ilmu pengetahuan yang dianggap terlalu revolusioner (Mahayana, 2018) (Kuhn, 1962). Paradigma adalah suatu pandangan yang dapat dipengaruhi oleh latar belakang ideologi, otoritas dan fanatisme mendasar tentang inti persoalan ilmu pengetahuan.

Siklus perkembangan ilmu pengetahuan menurut Thomas Kuhn atau dikenal dengan sebutan revolusi ilmu pengetahuan (*scientific revolution*) meliputi 5 tahap yaitu:

### 1. Pra-paradigma (*pre-paradigm*)

Pada fase pra-paradigma, setiap fenomena alam ditafsirkan melalui kumpulan kepercayaan teoritis dan metodologis yang saling berhubungan. Untuk menjadi fasa paradigma, fase pra-paradigma membutuhkan kumpulan teori yang lebih baik dari sebelumnya. Fase awal paradigma ditandai dengan munculnya teori-teori, metode-metode, fakta-fakta dan eksperimen-eksperimen yang disepakati bersama dan menjadi pegangan bagi aktivitas ilmiah para ilmuwan.

### 2. Sains normal (*normal science*)

Pada fase sains normal, setiap penelitian menjadikan pencapaian ilmiah sebelumnya sebagai landasan dan pondasi. Pada fase ini, selama paradigma masih dianggap mampu menjawab masalah-masalah ilmiah yang terjadi, maka selama itu pula sains normal masih diterima.

### 3. Anomali (*anomaly*)

Menurut Thomas Kuhn, sejarah membuktikan bahwa tidak ada suatu paradigma yang sempurna yang mampu menjawab semua permasalahan ilmiah. Selalu ada permasalahan yang tidak bisa diselesaikan oleh paradigma tersebut. Fase anomali muncul ketika paradigma lama tidak mampu lagi menjawab permasalahan-permasalahan ilmiah yang muncul.

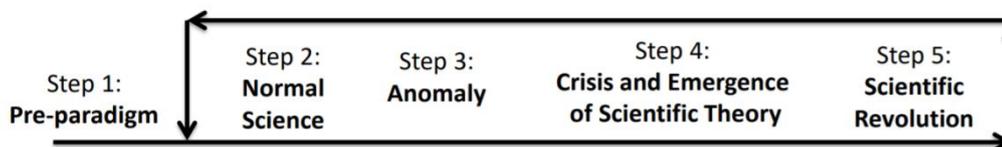
4. Krisis dan kemunculan teori ilmu pengetahuan (*crisis and emergence of scientific theory*)

Fase krisis muncul ketika permasalahan yang tidak bisa diselesaikan oleh paradigma lama atau anomali semakin menumpuk. Pada fase ini, sains normal sudah dengan paradigmanya yang lama sudah tidak mampu menyelesaikan permasalahan-permasalahan ilmiah baru yang muncul. Namun Thomas Kuhn menegaskan bahwa teori sains atau paradigma lama ditinggalkan bukan karena kurang ilmiah dibandingkan dengan paradigma baru, tetapi dianggap tidak sesuai lagi untuk menyelesaikan permasalahan ilmiah yang ada.

5. Revolusi ilmu pengetahuan (*scientific revolution*) atau sains normal baru (*new normal science*)

Fase revolusi sains muncul setelah terjadinya penumpukan anomali yang tidak mampu dijawab oleh sains normal. Sains revolusioner tersebut akan menjadi sains normal baru.

Proses dari sains normal ke sains normal yang baru, kemudian disusul oleh sains normal yang baru lagi dan seterusnya merupakan siklus proses perkembangan sains yang tidak pernah berakhir. Siklus perkembangan ilmu pengetahuan menurut Thomas Kuhn dapat dilihat pada Gambar.



**Gambar 5. Tiga sub-task pada analisis sentimen berbasis aspek dalam contoh kalimat (Mahayana, 2018)**

### 2.3. Teori Falsifikasi dan Deduksi Menurut Karl Popper

Karl Popper dalam bukunya yang berjudul *Logic of Scientific Discoveries* menyatakan bahwa tidak mungkin pernyataan partikular menjadi universal atau dengan kata lain Popper menolak pemikiran induksi. Kemudian Popper mengembangkan metode deduksi dalam penemuan saintifik. Dalam sains, pernyataan-pernyataan sains sesungguhnya hanya merupakan pengajuan hipotesis untuk kemudian diuji kebenarannya dengan beragam teori dan kenyataan empirik (Mahayana, 2018). Jika sebuah pernyataan saintifik bertahan dari berbagai upaya untuk menyalahkannya, maka pernyataan tersebut bisa dianggap mendekati kebenaran atau belum terbukti salah. Pernyataan tersebut terkenal dengan istilah deduksi yang kemudian berkembang menjadi falsifikasi. Sebuah teori semakin terbuka terhadap falsifikasi, maka semakin ilmiah teori tersebut.

Pengujian teori atau hipotesa berdasarkan metode deduksi dan falsifikasi memiliki struktur dasar sebagai berikut:

1. *P* adalah hipotesa yang hendak diuji kebenarannya

2.  $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$  adalah implikasi dari  $P$ . Bila  $P$  benar, maka  $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$  juga benar.
3. Jika salah satu dari  $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$  salah, maka  $P$  menjadi salah.
4. Namun jika  $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$  benar, tidak ada bukti bahwa  $P$  salah atau dengan kata lain tidak cukup bukti bahwa  $P$  benar. Sehingga dapat dikatakan bahwa  $P$  cukup baik untuk dijadikan hipotesa sandaran atau teori sementara, sampai ada  $p_i$  yang bernilai salah yang melakukan falsifikasi terhadap  $P$ .

Dalam pengujian berdasarkan metode deduksi dan falsifikasi, pernyataan-pernyataan singular tertentu atau bisa disebut prediksi dideduksikan dari suatu teori. Pernyataan yang dideduksikan tersebut adalah prediksi yang bersifat mudah diuji.

### **3. ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK DITINJAU DARI SUDUT PANDANG FILSAFAT ILMU**

#### **3.1. Perkembangan Analisis Sentimen Berbasis Aspek dengan *Deep Learning* Ditinjau Dari Sudut Pandang Revolusi Ilmu Pengetahuan Menurut Thomas Kuhn**

Perkembangan analisis sentimen berbasis aspek (*aspect-based sentiment analysis*) dengan *deep learning* berdasarkan teori revolusi ilmu pengetahuan (*scientific revolution*) Thomas Kuhn, saat ini berada pada fase krisis. Sedangkan pada bagian analisis sentimen secara umum, analisis sentimen berbasis aspek berada pada fase revolusi. Sebelumnya, analisis sentimen secara umum yaitu analisis sentimen pada level dokumen (*document level sentiment analysis*) dan level kalimat (*sentence level sentiment analysis*) menjadi sains normal. Kemudian terjadi anomali saat di dalam satu kalimat atau dalam satu dokumen terdapat polaritas sentimen yang berbeda, seperti sudah dijelaskan pada Bab 1. Pendahuluan paragraph kedua. Sebagai contoh dalam ulasan restoran berikut ini "*Food is decent but the service is so bad.*" berisi sentiment positif untuk aspek "*food*" dan sentiment negatif untuk aspek "*service*" (Wang & Liu, 2015). Analisis sentimen level dokumen dan level kalimat tidak mampu menjawab permasalahan sentimen tingkat aspek. Mengklasifikasikan keseluruhan sentimen menjadi negatif akan mengabaikan fakta bahwa "*food*" memiliki sentimen positif dan begitu juga sebaliknya, mengklasifikasikan keseluruhan sentimen menjadi positif akan mengabaikan fakta bahwa "*service*" mempunyai sentimen negatif. Sedangkan pada analisis sentiment level dokumen, akan lebih banyak aspek-aspek yang terabaikan polaritas sentimennya. Sehingga kemudian muncul analisis sentimen berbasis aspek yang memberikan solusi bagi permasalahan tersebut.

Perkembangan metode *deep learning* untuk analisis sentimen berbasis aspek saat ini sedang berada pada fase krisis setelah sebelumnya metode non deep learning yang menjadi sains normal. Adapun urutan fase perkembangannya adalah sebagai berikut:

#### 1. Fase pra-paradigma

Pada fase ini, belum ada penelitian dan metode yang dikemukakan untuk menyelesaikan permasalahan pada analisis sentimen berbasis aspek. Kebanyakan penelitian masih fokus pada analisis sentimen pada level dokumen dan kalimat. Kemudian pada awal fase paradigma, muncul gagasan atau *framework* untuk melakukan analisis sentimen secara lebih presisi terhadap aspek-aspek yang terdapat dalam kalimat opini yang kemudian dikenal dengan nama analisis sentimen berbasis aspek.

#### 2. Sains normal

Pada fase ini, analisis sentimen berbasis aspek telah menjadi standar untuk menentukan polaritas sentimen secara lebih presisi terhadap aspek-aspek yang dikaji atau diulas dengan mayoritas data yang dikaji berupa ulasan produk atau ulasan pelanggan. Berbagai metode dikemukakan oleh beberapa penelitian diantaranya pendekatan berbasis frekuensi (*frequency based*), pemanfaatan relasi opini dan target (*rule-based linguistic patterns*), pemodelan topik (*topic modelling*) dan pendekatan *supervised learning* (Dohaiha, 2019).

Metode berbasis frekuensi dan memanfaatkan relasi target dan opini biasanya digunakan untuk *sub-task* ekstraksi target opini (*opinion target extraction/OTE*) dan deteksi kategori aspek (*aspect category detection/ACD*). Pemodelan topik banyak digunakan untuk *sub-task* deteksi kategori aspek (ACD) sedangkan pendekatan dengan *supervised learning* digunakan di semua *sub-task*.

Yang mendasari pendekatan berbasis frekuensi adalah bahwa kata aspek biasanya kata-kata yang lebih sering muncul. Pendekatan ini mengekstraksi kata benda (*nouns* atau *noun phrases*) yang sering muncul yang biasanya merupakan aspek kemudian mengekstrak kata sifat terdekat sebagai kata opini yang potensial untuk menghasilkan pasangan aspek-opini (Rana dan Cheah, 2016)(Dohaiha, 2019).

Pemanfaatan hubungan opini dan target dilakukan dengan menggunakan pola linguistik berbasis aturan (*rule-based linguistic patterns*), termasuk di dalamnya *stopword* dan negasi menggunakan asumsi salah satunya adalah bahwa lebih mudah untuk mendeteksi kata-kata sentimen dari pada kata-kata aspek. Setelah kata-kata sentimen ditemukan kemudian menggunakan hubungan tata bahasa dalam membangun struktur sintaktis kalimat untuk mendeteksi kata-kata aspek (Dohaiha, 2019). Pendekatan lainnya adalah dengan berasumsi bahwa semua kata benda (*nouns* dan *noun phrases*) merupakan kata-kata aspek dan kata sifat (*adjective*) sebagai kata sentimennya. *Rule* yang dibuat digunakan untuk menentukan hubungan antara aspek dengan opini atau sentimennya (Rana dan Cheah, 2016).

Contoh pemodelan topik yang paling populer adalah dengan teknik *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). Dasar dari teknik LDA adalah pengenalan variabel laten "topik" antara variabel "dokumen" dan variabel "kata", dimana setiap dokumen bisa berisi beberapa topik dan setiap topik dibentuk dari beberapa kata yang relevan (Dohaiha, 2019).

Pendekatan dengan *supervised learning* dilakukan dengan penggunaan *classifier* seperti *Maximum Entropy* (ME), *Conditional Random Field* (CRF) dan *Support Vector Machine* (SVM) yang menggunakan fitur utama dari input untuk memprediksi output (Dohaiha, 2019). Pendekatan dengan *Maximum Entropy* (ME) salah satunya menggunakan jumlah kemunculan kata *unigram* dan *bigram* dalam kalimat sebagai fitur [19]. Salah satu pendekatan dengan *Conditional Random Fields* (CRF) adalah dengan menganggap bahwa *sub-task* ekstraksi aspek dan opini adalah *task* pelabelan dan *tagging sequence* (Rana dan Cheah, 2016). Penggunaan *Support Vector Machine* (SVM) *classifier* dalam analisis sentimen berbasis aspek salah satu pendekatannya untuk mengklasifikasikan aspek dan menentukan skor polaritas sentimennya (Dohaiha, 2019) (Pontiki, dkk, 2016) (Alqaryouti, dkk, 2019).

### 3. Anomali

Pada fase anomali ini, metode-metode yang telah dipublikasikan oleh beberapa penelitian tidak mampu menyelesaikan beberapa masalah untuk analisis sentimen berbasis aspek. Permasalahan tersebut diantaranya adalah pemakaian kalimat ironi, sarkasme, *satire* dan

negasi di dalam ulasan atau review yang dikaji serta keberadaan kata-kata di luar kosakata umum (*out of vocabulary*). Selain itu juga sifatnya yang spesifik domain (*domain-specific*) dan spesifik bahasa (*language-specific*) sehingga metode tertentu yang bekerja baik terhadap sebuah domain belum tentu bisa bekerja dengan baik pada domain yang lain, demikian juga dengan metode yang mempunyai kinerja baik untuk dataset dengan suatu bahasa tertentu belum tentu berkinerja baik untuk bahasa yang lain.

#### 4. Krisis

Dengan banyaknya permasalahan yang berhubungan dengan analisis sentimen berbasis aspek dan tidak bisa diselesaikan dengan metode-metode yang telah dikemukakan dalam beberapa penelitian yang ada sebelumnya, menjadikan penelitian tentang analisis sentimen berbasis aspek saat ini berada dalam fase krisis. Menurut Wang dan Liu, 2016, metode *deep learning* telah menunjukkan kinerja yang sangat bagus untuk analisis sentimen secara umum, tetapi untuk analisis sentimen berbasis aspek belum banyak digunakan. Beberapa penelitian yang telah menggunakan *deep learning* untuk analisis sentimen berbasis aspek saat ini masih dalam tahap awal dan belum terbangun standar umum metode *deep learning* untuk analisis sentimen berbasis aspek. Beberapa penelitian meskipun belum mampu mencapai kinerja yang lebih baik dari pendekatan sebelumnya, dalam hal ini pendekatan dengan metode non-deep learning, namun pendekatan dengan metode *deep learning* telah menunjukkan kinerja yang cukup menjanjikan karena keunggulannya dalam efisiensi ekstraksi fitur secara otomatis dan kemampuannya dalam menangkap fitur sintaksis dan semantik teks tanpa persyaratan rekayasa fitur tingkat tinggi (*high-level feature engineering*) (Dohaiha, 2019). Menurut Wang dan Liu, 2016, pendekatan dengan metode *deep learning* dipercaya dapat bekerja dengan baik untuk analisis sentimen berbasis aspek jika pemilihan model dan strategi pembelajarannya dilakukan dengan tepat dan juga karena metode *deep learning* mempunyai sifat non-linearitas yang sangat besar.

Pada fase ini, pendekatan dengan metode *deep learning* untuk analisis sentimen berbasis aspek yang telah dieksplorasi oleh peneliti meliputi beberapa diantaranya berfokus pada ekstraksi atau kategorisasi aspek saja, beberapa menggabungkan metode *non deep learning* dengan metode *deep learning*, dan beberapa studi mengkombinasikan dua atau lebih metode *deep learning* untuk deteksi aspek dan analisis sentimen.

Fernando, dkk, 2019 melakukan modifikasi arsitektur CMLA (*Coupled Multilayer Attention*) dan mekanisme *double embedding* untuk melakukan ekstraksi aspek dan opini. Modifikasi yang dilakukan adalah dengan mencoba berbagai tipe model RNN untuk CMLA dan berbagai tipe *word embedding*. Untuk mendeteksi multi-aspek dalam satu kalimat, Mulyo dan Widyantoro, 2018 menggunakan metode CNN yang telah dioptimasi dan menggunakan *threshold* (CNN-T) untuk memilih data terbaik dalam data training. Ray dan Chakrabarti, 2019 menggabungkan metode *deep learning* berbasis CNN dengan metode berbasis rule (*rule-based*) untuk ekstraksi aspek. Model CNN yang digunakan untuk melakukan *tagging* terhadap aspek-aspek dalam kalimat opini adalah CNN dengan 7 layer. Kemudian dikombinasikan dengan sekumpulan pendekatan berbasis rule untuk ekstraksi aspek dan pemberian skor sentimennya.

Yang, dkk, 2019 menggunakan mekanisme *coattention* untuk representasi pembelajaran target dan konteks. Dalam analisis sentimen berbasis aspek, dalam satu kalimat dapat muncul beberapa aspek dan setiap aspek memiliki kata-kata opini yang terkait. Sehingga hubungan antara kata target dan konteksnya perlu dipahami. Mekanisme *attention* digunakan untuk mempelajari fitur konteks yang terkait dengan target untuk analisis

sentimen. Coattention LSTM diusulkan untuk mempelajari representasi nonlinier untuk target dan konteks kemudian mengekstraksi fitur sentiment dari konteks berdasarkan proses pembelajaran *coattention*. Coattention-MemNet untuk mempelajari fitur-fitur utama dari target dan konteks secara bergantian dengan mekanisme iterasi. Mekanisme coattention didesain pada level target dan level konteks untuk mengurangi *noise word* pada aspek/target dan lebih berkonsentrasi pada target kata kunci (*keywords of targets*). Coattention-MemNet didesain untuk mengatasi kelemahan *drawback* dalam *deep memory network* dalam mengeksplorasi petunjuk konteks utama dengan vektor target rata-rata.

Xu, dkk, 2018 menggabungkan metode deep learning untuk ekstraksi aspek (ACD) dan analisis sentimen (SP) serta CRF untuk ekspresi target opini (OTE). Dalam metode tersebut, model CNN digunakan untuk melakukan ekstraksi aspek kemudian pendekatan pelabelan sequence dengan CRF digunakan untuk deteksi target opininya. Kemudian menggabungkan vector aspek dengan setiap word embedding dan menggunakan CNN untuk menentukan sentiment dari aspek tersebut. Hasilnya model ini lebih baik dibandingkan dengan model LSTM dan RNN tetapi masih dibawah feature+SVM.

Untuk mengurangi kekurangan sumber dataset khusus untuk analisis sentimen pada level aspek, Ruidan, dkk, 2018 menggunakan dua pendekatan untuk *transfer knowledge* dari data set untuk level dokumen dengan metode *pre-training* dan *multi-task learning* menggunakan *attention-based* LSTM. Pada jaringan *attention-based* LSTM, LSTM digunakan untuk mendapatkan informasi *sequential* dan menghasilkan sebuah *sequence* dari *hidden vector* dan *attention layer* menghitung bobot untuk setiap kata dalam kalimat. *Pre-training* dilakukan dengan melakukan training pada data level dokumen. Hasil dari vektor *hidden layer* terakhir digunakan sebagai representasi dokumen. Bobot dari proses *pre-training* digunakan untuk inialisasi parameter baik pada level aspek maupun level dokumen. *Multi-task learning* dimaksudkan dengan melakukan *training* data pada level dokumen maupun level aspek secara simultan. *Embedding layer* dan *LSTM layer* digunakan bersama oleh dua level tersebut, dan dokumen direpresentasikan sebagai vektor rata-rata dari hasil LSTM. Kombinasi *attention-based* LSTM dengan *pre-training* dan *multi-task learning* dapat mengurangi kesalahan sistem dalam menentukan polaritas sentimen pada data beda domain dan kalimat dengan kata-kata negasi serta kalimat dengan sentimen netral.

Wang dan Liu [4] menggabungkan metode *deep learning* berbasis CNN dengan struktur sintaksis untuk mencocokkan secara langsung aspek dengan sentimen yang berhubungan secara langsung. Sistem yang digunakan menggunakan dua bagian utama yaitu pemodelan aspek (*Aspect Model*) dan pemodelan sentimen (*Sentiment Model*). Pada pemodelan aspek mengambil input vektor kalimat atau sekumpulan vektor kata (*word vector*) dan menghasilkan nilai distribusi probabilitas pada aspek (pasangan entitas dan atribut). Pada pemodelan aspek ini digunakan metode *neural network* sederhana dua layer, dengan layer pertama berupa *fully connected* dan layer kedua menghasilkan distribusi *softmax layer*. Sedangkan pemodelan sentimen berhubungan dengan aspek-aspek target dengan menggabungkan *word vector* dengan *aspect-specific re-scaling*. Pemodelan sentimen menggunakan CNN dengan filter atau *convolution* ke sebuah *window* 5 kata berurutan. *Feature map* dihasilkan setelah iterasi penuh (mencakup seluruh dokumen). *Max-over-time pooling* dilakukan melalui *feature map* dan mengambil nilai maksimumnya. Untuk mengatasi kesulitan dalam memprediksi adanya beberapa sentimen yang berbeda dalam satu kalimat, maka setiap word vector dilakukan skala ulang (*re-scale*) berdasarkan keterkaitan dengan aspek yang diberikan sebelum masuk atau dikirim ke CNN. Untuk prosesnya, sebuah kalimat dikirim ke pemodelan aspek dan hasilnya adalah n-aspek

terbaik (paling sesuai dengan *threshold* yang diberikan). Kemudian n-aspek terbaik tersebut disaring menggunakan parser StanfordCoreNLP.

### 3.2. Analisis Sentimen Berbasis Aspek dengan *Deep Learning* Ditinjau Dari Sudut Pandang Falsifikasi Menurut Karl Popper

Menurut studi dari beberapa literatur, metode-metode *deep learning* yang diajukan untuk menyelesaikan *sub-task sub-task* dalam analisis sentimen berbasis aspek bersifat mudah untuk diuji dan difalsifikasi. Setiap metode yang diajukan bisa dibandingkan dengan metode lain dan terbuka untuk pengujian selanjutnya. Pengukuran evaluasi terhadap metode *deep learning* untuk analisis sentimen berbasis aspek dengan *Precision*, *Recall*, *F-score*, dan *Accuracy* digunakan untuk membandingkannya atau dengan kata lain digunakan untuk melakukan falsifikasi terhadap metode yang digunakan untuk pembandingan. Dengan sifatnya yang mudah untuk diuji dan bisa difalsifikasi menjadikan metode *deep learning* untuk analisis sentimen berbasis aspek tidak menjadi *pseudo-science*.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian tentang analisis sentimen berbasis aspek dengan *deep learning* masih dalam tahap awal tetapi telah menunjukkan kinerja yang cukup menjanjikan karena keunggulannya dalam efisiensi ekstraksi fitur secara otomatis dan kemampuannya dalam menangkap fitur sintaksis dan semantik teks tanpa persyaratan rekayasa fitur tingkat tinggi (*high-level feature engineering*). Ditinjau dari sudut pandang filsafat ilmu, perkembangan analisis sentimen berbasis aspek (*aspect-based sentiment analysis*) dengan *deep learning* berdasarkan teori revolusi ilmu pengetahuan (*scientific revolution*) Thomas Kuhn, saat ini berada pada fase krisis. Sedangkan dilihat dari sudut pandang metode deduksi dan falsifikasi Karl Popper, metode *deep learning* untuk analisis sentimen berbasis aspek bersifat mudah untuk diuji dan difalsifikasi.

## DAFTAR RUJUKAN

- Bo Pang and Lillian Lee. 2008. Opinion Mining and Sentiment Analysis. Foundations and Trends in Information Retrieval 2, 1-2 (2008), 1-135. DOI=<http://dx.doi.org/10.1561/1500000011>.
- Toqir A. Rana, Yu-N Cheah, Aspect Extraction in sentiment analysis: comparative analysis and survey, Springer Science+Business Media Dordrecht 2016, ArtifIntell Rev (2016) 46:459-483.
- Kumar Ravi, Vadlamani Ravi, A survey on opinion mining and sentiment analysis: Tasks, approaches and applications, Knowledge-Based Systems 89 (2015) 14-46
- Bo Wang and Min Liu, Deep Learning for Aspect-Based Sentiment Analysis, Stanford University Report, 2015, [Online]. Available: <https://cs224d.stanford.edu>. [Accessed: 21-Desember-2019].

- Chao Yang, Hefeng Zhang, Bin Jiang, Keqin Li, Aspect-based sentiment analysis with alternating coattention networks, *Information Processing and Management* 56 (2019) 463-478.
- Hai Ha Dohaiha, PWC Prasad, Angelika Maag, AbeerAlsadoon, Deep Learning for Aspect-Based Sentiment Analysis: A Comparative Review, *Expert Systems with Applications* 118 (2019) 272-299.
- John Pavlopoulos. 2014. Aspect based sentiment analysis. PhD thesis, Dept. of Informatics, Athens University of Economics and Business, Greece.
- Maria Pontiki, Dimitrios Galanis, Haris Papageorgiou, Suresh Manandhar, Ion Androutsopoulos, SemEval-2005 Task 12: Aspect Based Sentiment Analysis, *Proceedings of the 9th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2015)*, pages 486-495, Denver, Colorado, June 4-5, 2015. @ 2015 Association for Computational Linguistics
- Maria Pontiki, Dimitrios Galanis, Haris Papageorgiou, Ion Androutsopoulos, Suresh Manandhar, Mohammad AL-Smadi, Mahmoud Al-Ayyoub, Yanyan Zhao, Bing Qin, Orphée De Clercq, Véronique Hoste, Marianna Apidianaki, Xavier Tannier, Natalia Loukachevitch, Evgeny Kotelnikov, Nuria Bel, Salud María Jiménez-Zafra, Gülşen Eryiğit, SemEval-2016 Task 5: Aspect Based Sentiment Analysis, *Proceedings of SemEval-2016*, pages 19–30, San Diego, California, June 16-17, 2016. @ 2016 Association for Computational Linguistics.
- Jason Brownlee, *Deep Learning for Natural Language Processing, Machine Learning Mastery*, 2017. <https://machinelearningmastery.com/deep-learning-for-nlp/>
- Hitkul Jangid, Shivangi Singhal, Rajiv Ratn Shah, and Roger Zimmermann. 2018. Aspect-Based Financial Sentiment Analysis using Deep Learning. In *WWW '18 Companion: The 2018 Web Conference Companion*, April 23–27, 2018, Lyon, France. ACM, New York, NY, USA, 6 pages. <https://doi.org/10.1145/3184558.3191827>
- Yoon Kim, *Convolutional Neural Networks for Sentence Classification*, *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pages 1746-1751, October 25-29, 2014, Doha, Qatar. @ 2014 Association for Computational Linguistics.
- Bing Liu. *Sentiment Analysis and Opinion Mining*, Morgan & Claypool Publishers, May 2012.
- Dimitri Mahayana, *Catatan Kuliah: EL 7090 Filsafat Ilmu Pengetahuan*, ITB Press, 2018.
- T. S. Kuhn, "The Structure of Scientific Revolutions," Chicago, IL: University of Chicago Press, 1962.
- Yoon Kim, *Convolutional Neural Networks for Sentence Classification*, *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pages 1746-

1751, October 25-29, 2014, Doha, Qatar. @ 2014 Association for Computational Linguistics.

- Xu L., Liu J., Wang L., Yin C. (2018) Aspect Based Sentiment Analysis for Online Reviews. In: Park J., Loia V., Yi G., Sung Y. (eds) Advances in Computer Science and Ubiquitous Computing. CUTE 2017, CSA 2017. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 474. Springer, Singapore
- Ruidan He, Wee Sun Lee, Hwee Tou Ng, Daniel Dahlmeier, Exploiting Document Knowledge for Aspect-level Sentiment Classification, Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Association for Computational Linguistics, 2018.
- Alqaryouti, O., Siyam, N., Monem, A.A., Shaalan, K., Aspect-Based Sentiment Analysis Using Smart Government Review Data, Applied Computing and Informatics (2019), doi: <https://doi.org/10.1016/j.aci.2019.11.003>
- Liu, P. and H. Meng. 2014. "Seemgo: Conditional random fields labeling and maximum entropy classification for aspect based sentiment analysis". In Proceedings of the 8th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2014). Dublin, Ireland: ACL and Dublin City University, August 2014, pages 527–531.
- Jordhy Fernando, Masayu Leylia Khodra, Ali Akbar Septiandri, Aspect and Opinion Terms Extraction Using Double Embeddings and Attention Mechanism for Indonesian Hotel Reviews, arXiv:1908.04899 [cs.CL], 2019.
- Budi M Mulyo & Dwi H Widyantoro, Aspect-Based Sentiment Analysis Approach with CNN, Proceeding of EECSI 2018, Malang - Indonesia, 16-18 Oct 2018.
- P. Ray and A. Chakrabarti, A Mixed approach of Deep Learning method and Rule-Based method to improve Aspect Level Sentiment Analysis, Applied Computing and Informatics, 2019, <https://doi.org/10.1016/j.aci.2019.02.002>